
Capítulo 7

Conclusões Finais e Pistas para Futuros Desenvolvimentos

1. Conclusões Finais

Nesta dissertação, foram apresentadas duas abordagens de optimização evolucionária multi-objectivo robusta, ambas baseadas na classificação das soluções do modelo por níveis de robustez. Estas abordagens foram concebidas supondo que, quer os valores das variáveis de decisão, quer os dados do modelo associados às funções objectivo e às restrições estão sujeitos a perturbações, em relação aos respectivos valores "nominais". Para tal, foi introduzido um novo conceito de robustez, designado por grau de robustez, o qual foi incorporado num algoritmo evolucionário (mais especificamente, num algoritmo genético). O grau de robustez intervém no cálculo dos valores da função de aptidão das soluções do modelo e no mecanismo de selecção das soluções de uma população, de modo a influenciar que as soluções mais robustas não sejam eliminadas (isto é, possui uma perspectiva elitista) e que contribuam para a construção das gerações seguintes. Estas abordagens permitem caracterizar as soluções da frente óptima de Pareto, classificando-as de acordo com os respectivos graus de robustez (a frente óptima de Pareto pode conter soluções com diferentes graus de robustez), e não apenas classificá-las como robustas ou não robustas, como acontece noutras abordagens.

É importante, para um AD, que a informação que tem disponível sobre as soluções da frente óptima de Pareto obtida não seja apenas relativa aos valores das funções objectivo, mas também contenha informação sobre os respectivos níveis (graus) de

robustez. Desta forma, uma decisão final pode ser mais fundamentada, uma vez que, para além de ter em conta os valores das funções objectivo para identificar uma boa solução de compromisso, tem também em consideração o grau de estabilidade exibido pela solução face a possíveis perturbações que possam ocorrer nos valores da própria solução ou nos dados do modelo. A informação adicional sobre a robustez da solução facilita a tarefa do AD na escolha da solução final do modelo (que corresponderá à solução a implementar no quadro do problema real) tornando o processo de apoio à decisão mais efectivo, dado que estas soluções exibem algum nível de diferenciação entre si em termos de robustez.

Estas abordagens foram construídas tendo em conta esta necessidade de diferenciar as soluções da frente óptima de Pareto, classificando-as por graus de robustez, através da introdução de parâmetros de robustez que possam ser ajustados pelo AD ou ao longo do processo de cálculo. Estes parâmetros podem ser manipulados pelo AD com a finalidade de obter uma classificação das soluções da frente óptima de Pareto em termos de robustez, tornando, assim, a escolha da solução final do modelo por parte do AD mais bem fundamentada, ao possibilitar introduzir diferentes níveis de exigência quanto à robustez das soluções. Por um lado, o AD, ao dispor de um conjunto de soluções óptimas de Pareto que apresentam diferentes graus de robustez, fica mais confortável para escolher uma solução final, pois tem mais uma forma de diferenciar as soluções, para além dos respectivos valores das funções objectivo. Por outro lado, a escolha de soluções com maior grau de robustez, em detrimento das com menor grau, garante, em princípio, uma maior estabilidade das soluções implementadas, ou seja maior imunidade a perturbações que ocorram nos dados do modelo e que ultrapassem as previsões iniciais do AD.

Nas abordagens apresentadas neste texto, os valores dos parâmetros associados à análise de robustez das soluções são definidos pelo AD, em princípio auxiliado por um analista, traduzindo as suas preferências em termos do limiar de indiferença relativamente aos valores das funções objectivo (η), da dimensão prevista das perturbações que podem ocorrer nos valores das variáveis de decisão ou nos dados do modelo (δ) e da fiabilidade com que pretende que sejam obtidos os graus de robustez (p_1 e p_2).

Em problemas onde a incerteza incide sobre os valores das variáveis de decisão das soluções, o grau de robustez de uma solução x ser k significa que as percentagens de soluções da $k\delta$ -vizinhança de x admissíveis e cujos valores das funções objectivo que são melhores do que $f(x)$ ou que pertencem à η -vizinhança de $f(x)$ são maiores ou iguais a p_1 e p_2 , respectivamente.

Quando a incerteza incide sobre os valores nominais dos dados associados às funções objectivo de um problema (traduzido pelo cenário de referência s), o grau de robustez de uma solução x ser k significa que a percentagem de cenários da $k\delta$ -vizinhança de s cujos valores de $f(x)$ para estes cenários que são melhores do que $f(x)$ para s ou que pertencem à η -vizinhança de $f(x)$ para s é maior ou igual a p_2 .

Em problemas onde a incerteza incide sobre os valores nominais dos dados associados às restrições (traduzido pelo cenário de referência s), o grau de robustez de uma solução x ser k significa que a percentagem de cenários da $k\delta$ -vizinhança de s que são admissíveis é maior ou igual a p_1 .

Dado as estimativas com que o modelo foi construído poderem revelarem-se incorrectas, as soluções implementadas podem tornar-se inadequadas para o problema. Desta forma, o AD deve escolher uma solução que possa estar preparada para esta eventualidade, isto é, que tenha um grau de robustez elevado. Nas abordagens que apenas classificam as soluções como robustas ou não robustas (isto é, apenas com um nível de robustez) tal não é devidamente tido em conta, o que pode obrigar a frequentes reoptimizações.

Podemos, então, concluir que estas abordagens constituem importantes ferramentas no apoio à tomada da decisão em modelos cujos dados estão sujeitos a perturbações.

Efectuou-se também um estudo no sentido de avaliar a influência e o comportamento de alguns dos parâmetros de robustez. Deste estudo, pode-se concluir que quando o AD é mais tolerante em relação às diferenças nos valores das funções objectivo, que se traduz num valor elevado para o parâmetro η , a tendência é para se obter uma frente óptima de Pareto com maior número de soluções robustas, assim como com soluções com graus de robustez mais elevados.

Da mesma maneira, o relaxamento (diminuição) do valor dos parâmetros p_1 e p_2 implica a obtenção de uma frente óptima de Pareto com mais soluções robustas e de soluções com graus de robustez mais altos. No entanto, o relaxamento do valor de qualquer um destes parâmetros implica uma menor fiabilidade dos graus de robustez determinados.

2. Pistas para Futuros Desenvolvimentos

No seguimento do trabalho descrito nesta dissertação, já se encontra em curso trabalho de investigação para estender estas abordagens a problemas onde a incerteza é inerente ao modelo, isto é, está situada nos dados do modelo e pode ser representada através de números intervalares. Assim, tenta-se modelar os dados do problema como

desconhecidos, mas limitando-os sem ser necessário especificar as distribuições de probabilidade (como na programação estocástica) ou de possibilidades (como na programação difusa).

Uma parametrização (por exemplo, as probabilidades de cruzamento e de mutação) adequada dos algoritmos evolucionários usados no estudo de um problema é essencial para o bom desempenho deste tipo de algoritmos. Todavia, devido ao seu carácter probabilístico, a partir de várias simulações (com os mesmos valores dos parâmetros) de um algoritmo evolucionário obtêm-se, normalmente, diferentes conjuntos de soluções não dominadas. Para além disso, em ambientes em que a parametrização do problema apresenta um comportamento dinâmico torna-se necessário analisar a robustez das parametrizações do algoritmo, no sentido de avaliar a qualidade dos resultados obtidos em função de um certo conjunto de parâmetros do algoritmo evolucionário e de um certo conjunto de dados do problema.

Desta forma, uma linha de investigação será utilizar a análise de robustez, em particular o conceito de grau de robustez proposto nesta dissertação, de forma a contornar as dificuldades de parametrização dos algoritmos evolucionários, sobretudo em ambientes multi-objectivo, avaliando o comportamento de um certo conjunto de parâmetros do algoritmo evolucionário perante diferentes conjuntos de dados do problema. Desta forma, pretende-se estudar o controlo adaptativo dos parâmetros do algoritmo evolucionário tendo em conta a robustez de cada conjunto destes parâmetros, o qual é avaliado através do seu comportamento perante diferentes conjuntos de dados do problema.